**Lab 2 結報**

姓名：賴昱凱 學號：111511141

1. 請敘述在課堂上實作之神經網路的架構

一張含有 文字, 螢幕擷取畫面, 字型, 功能表 的圖片

AI 產生的內容可能不正確。

一張含有 文字, 螢幕擷取畫面, 字型, 功能表 的圖片

AI 產生的內容可能不正確。

本次實驗主題為CNN，全名為Convolutional Neural Network。通常CNN適用於圖像相關應用，因此這邊先以最常見的2D CNN來做解釋。

CNN是針對具有空間結構的資料（如圖片等）進行特徵擷取的神經網路架構。它的主要運作方式是透過卷積核（filter或kernel）在圖片上滑動，進行所謂的Convolution的計算，得到局部區域特徵擷取的作用，得知物體邊緣、紋理、形狀等特徵。卷積層後常接續使用激活函數（如 ReLU等）來引入非線性，這與上一次實驗的DNN中的激活函數功能是相同的，另外還有Padding、Pooling等功能協助CNN的訓練。

一張含有 文字, 圖表, 行, 螢幕擷取畫面 的圖片

AI 產生的內容可能不正確。

上面提到的Convolution計算如上圖所示，他利用一個kernel在圖片上滑動，而對應到kernel的pixel將與kernel做位置上一對一的相乘，並加總即為該層output對應的pixel，也稱為feature map。而其計算量為：

因為convolution計算方式就是將kernel大小的部分一對一相乘再相加得到output的一個像素，當 kernel像素總數，且input有M個channel時，每計算一個output像素的計算量就為。若我們希望output的大小為，有N個output channel所需總計算量就為。

而圖中可以發現，若直接對圖片做Convolution計算，將會導致output的尺寸變小，若多做幾次Convolution將會導致feature map小到無法代表特徵，因此這裡就會用到剛剛提到的padding，這是在input的最外圍加上額外的pixel，可以使feature map保持相同的尺寸，讓CNN可以有更深的架構，常見的有Zero Padding等。Pooling則是在下一題中解釋。

一張含有 文字, 圖表, 螢幕擷取畫面, 行 的圖片

AI 產生的內容可能不正確。

透過多層Convolution的堆疊，CNN能夠學習越來越抽象、複雜的圖片特徵。最終，透過flatten連接全連接層（Dense Layer，如Lab1），將特徵圖轉換為向量表示，並進行分類、回歸等任務。Flatten就是將2D的feature map直接攤平變成一維的向量，讓後續的MLP可以連接計算。

在本實驗中，雖然資料型態為一維，但我們仍可套用 CNN 架構，使用1D的CNN對序列進行特徵擷取，其原理與2D CNN類似，只是卷積的操作改為在單一維度上進行。

1. 請敘述Maxpooling、Dropout與Batch Normalization的作用
2. MaxPooling

MaxPooling 是一種下採樣（downsampling）操作，主要目的是降低特徵圖的空間維度，同時保留最具代表性的特徵。它的運作方式是在一個固定大小的區塊內（如2x2範圍）取最大值，它的優點有：

減少參數量與計算成本

提高模型對於平移與局部扭曲的穩定性

在視覺任務中幫助模型聚焦於最突出的特徵

除了MaxPooling，Average Pooling也是常見的Pooling方式之一。

一張含有 文字, 螢幕擷取畫面, 數字, 字型 的圖片

AI 產生的內容可能不正確。

1. Dropout

Dropout 是一種常用的正則化（regularization）技術，也就是代表可以讓Testing的表現更好，對模型來說更泛化。在訓練時會隨機「關閉」一部分神經元，這樣做的目的為：

避免模型過度依賴某些特徵（防止overfitting）

強迫網路學會更有彈性、更具泛化能力的特徵表示

提高測試時的穩定性與表現

與其他方法不同的是，Dropout僅於訓練階段作用，測試時會自動關閉這個功能，讓所有的神經元都啟用。

1. Batch Normalization

Batch Normalization是一種用於穩定與加速訓練的技術，它的作用是在每一層輸出中，對一個batch的資料進行標準化，也就是平均為0，標準差為1，並且該層會有可學習的縮放與偏移參數。Batch Normalization主要優點包括：

穩定梯度，減少梯度爆炸或消失問題

加速收斂速度，減少對參數初始化與對learning rate的敏感性

正則化效果，有助於降低overfitting

1. 心得

這次的實驗進階到CNN的模型，這也是在Transformer之前最主流的視覺模型，就算到現在，許多不需要太大量計算量的模型也是使用CNN-Based的模型，因此這堂課對於AI新手來說是一個十分重要的課程。這次實驗過程中，讓我們很明顯的感受到Shuffle、Dropout與Batch Normalization的作用，因為在一開始沒有加上這些功能前，模型訓練出來的內容就是training accuracy超級高，但validation以及testing accuracy很慘，明顯就是overfitting，但當我們一加上這些功能後，模型立刻變得非常優秀，不但Training表現仍然極佳，validation馬上就跟上，表現也與Training accuracy差不多，讓我們親自動手感受到正則化（regularization）相關功能的影響力以及重要性。